


Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
Институт космических и информационных технологий
Кафедра информационных систем

УТВЕРЖДАЮ

Зав. кафедрой ИС

 С. А. Виденин

подпись инициалы, фамилия

« 20 » 06 2016 г.

БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА

09.03.02 Информационные системы и технологии

Непараметрические модели и алгоритмы управления для процесса
кислородно-конвертерной плавки стали

Руководитель

 20.06
подпись, дата

ст. преподаватель, к.т.н.
должность

А. А. Корнеева

Выпускник

 20.06
подпись, дата

М. В. Лапина

Нормоконтролер

 20.06
подпись, дата

Ю. В. Шмагрис

Красноярск 2016

РЕФЕРАТ

Выпускная квалификационная работа по теме «Непараметрические модели и алгоритмы управления для процесса кислородно-конвертерной плавки стали» содержит: 67 страниц текстового документа, 32 рисунка, 5 таблиц, 37 формул, 19 использованных источников.

МЕТОДЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ, НЕПАРАМЕТРИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ, ДУАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ, ДИСКРЕТНО-НЕПРЕРЫВНЫЕ ПРОЦЕССЫ, ОБРАБОТКА ДАННЫХ.

Актуальность работы обусловлена целесообразностью применения автоматизированных систем управления технологическими процессами, в частности, процессом кислородно-конвертерной плавки стали.

Цель работы: обосновать применение непараметрического алгоритма дуально управления к задаче конвертерной плавки стали для усовершенствования процесса управления.

Были поставлены следующие задачи: исследовать методы параметрической и непараметрической идентификации; сформулировать задачу идентификации и управления процессом кислородно-конвертерной плавки стали; реализовать и исследовать классические законы регулирования (П, ПИ, ПИД); реализовать и исследовать непараметрический алгоритм дуального управления; провести косвенную проверку эффективности непараметрического алгоритма управления применительно к процессу кислородно-конвертерной плавки стали.

Работа является научно-исследовательской. В ней был предложен непараметрический алгоритм дуального управления процессом кислородно-конвертерной плавки стали. Проведенные исследования показали его эффективность. Результаты работы могут быть полезны при разработке автоматизированных систем управления технологическими процессами.

СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	4
Глава 1 Идентификация и управление дискретно-непрерывными процессами.....	7
1.1 Автоматизированная система управления технологическим процессом	7
1.2 ОАО «ЕВРАЗ Западно-Сибирский металлургический комбинат»	9
1.3 Способы управления технологическим процессом	10
1.4 Моделирование дискретно-непрерывных процессов	13
1.5 Постановка задачи идентификации дискретно-непрерывных процессов.....	18
1.6 Априорная и текущая информация. Идентификация в «узком» и «широком» смыслах	23
1.7 Параметрические методы. Метод наименьших квадратов	26
1.8 Непараметрические методы идентификации	27
Выводы	30
Глава 2 Численные исследования. Непараметрический алгоритм дуального управления	31
2.1 Численные исследования методов параметрической идентификации ...	31
2.2 Численные исследования методов непараметрической идентификации	33
2.3 Дуальное управление в условиях непараметрической неопределенности.....	37
2.4 Численные исследования работы классических регуляторов. Дуальный алгоритм	40
Выводы	45
Глава 3 Процесс кислородно-конвертерной плавки стали. Численные исследования	47
3.1 Исследуемый процесс	47

Выводы	55
Заключение	56
Список использованных источников	57

ВВЕДЕНИЕ

В условиях быстрого роста рынка металлопродукции производители стали сталкиваются с проблемой автоматизации. Чтобы выпускать продукцию в требуемом количестве, сталеплавильные цеха должны работать чрезвычайно эффективно и с очень высоким коэффициентом эксплуатационной готовности.

Эффективное управление технологическим процессом является основой высокого качества выпускаемой продукции. Между тем на многих предприятиях главным управляющим органом остается человек, что, безусловно, оказывает влияние на качество производства. Как правило, оператор руководствуется технологическим регламентом конкретного технологического процесса, который в большинстве случаев достаточно широк, а также личным опытом. Сложности управления технологическим процессом связаны с работой в условиях малой априорной информации, с действием случайных возмущений, с отсутствием измерений некоторых параметров в ходе процесса. Эти и многие другие проблемы препятствуют эффективному принятию решений в области управления процессом и приводят к необходимости построения автоматизированных систем управления.

С точки зрения подходов к управлению технологическими процессами сталеплавильного производства можно выделить два направления. Первое из них состоит в выборе параметрической структуры модели исследуемого процесса и синтеза на его основе параметрической же структуры управляющего устройства. Второе направление составляют многочисленные задачи анализа систем управления, когда структура управляющего устройства каким-то образом найдена или предложена. Типичными являются в последнем случае законы регулирования П, ПИ, ПИД и др. Основная задача этого направления состоит в обеспечении устойчивости замкнутых схем и заданного качества регулирования.

Кроме того, в настоящее время развивается теория дуального управления, которая является наиболее эффективной в условиях малой априорной информации. При этом управляющее воздействие используется как для восстановления объекта, так и для его изучения. Поэтому применение дуального алгоритма управления к процессу кислородно-конвертерной плавки стали более рационально в поставленных условиях, что обуславливает актуальность данной работы.

Цель выпускной квалификационной работы: обосновать применение непараметрического алгоритма дуально управления к задаче конвертерной плавки стали для усовершенствования процесса управления.

Для достижения поставленной цели требуется решить следующие задачи:

- исследовать методы параметрической и непараметрической идентификации;
- сформулировать задачу идентификации и управления процессом кислородно-конвертерной плавки стали;
- реализовать и исследовать классические законы регулирования (П, PI, ПИД);
- реализовать и исследовать непараметрический алгоритм дуального управления;
- провести косвенную проверку эффективности непараметрического алгоритма управления применительно к процессу кислородно-конвертерной плавки стали.

Основополагающие научные разработки в области дуального управления принадлежат А.А.Фельдбауму [13]. А применение их в условиях малой априорной информации рассмотрено Я.З.Цыпкиным [15]. Применение непараметрических методов в теории дуального управления широко освещены в работах А.В. Медведева [7, 8, 9].

Объектом исследования является непараметрический алгоритм дуального управления. Предметом исследования является его применение к процессу кислородно-конвертерной плавки стали.

Методы, используемые в работе: математическое моделирование и математическая статистика, параметрической и непараметрической идентификации. Работа является научно-исследовательской и может быть полезна при разработке автоматизированной системы управления технологическим процессом кислородно-конвертерной плавки стали.

Практическая ценность работы заключается в совершенствовании процесса управления, разработка проекта автоматизации процесса кислородно-конвертерной плавки стали

ГЛАВА 1 Идентификация и управление дискретно-непрерывными процессами

1.1 Автоматизированная система управления технологическим процессом

Любое предприятие стремится повысить эффективность производства и качество выпускаемой продукции, а также обеспечить новое качество управляемости. Особенно важно решить эти проблемы на предприятии, технологический процесс которого очень сложен и малейший сбой может привести к существенным экономическим потерям или создать опасную ситуацию. Одним из решений в этом случае является автоматизированная система управления.

Автоматизированная система управления технологическим процессом (далее АСУ ТП) - комплекс технических и программных средств, обеспечивающих автоматизированный сбор и обработку информации, необходимой для оптимизации управления технологическим объектом в соответствии с принятым критерием [3].

При создании АСУ ТП должны быть определены конкретные цели функционирования системы и ее назначение в общей структуре управления предприятием. К целям АСУ ТП можно отнести:

- повышение эффективности производственного процесса;
- обеспечение безопасности функционирования объекта;
- повышение экологичности;
- оптимизация режимов работы технологического оборудования;
- повышение экономичности производственных ресурсов.

От того в какой степени человек вовлечен в выполнение функций системы различают два режима: автоматизированный и автоматический.

Автоматизированный режим реализации управляющих функций характеризуется участием человека в выработке и принятии решений и (или) их реализации. Автоматизированный режим реализации АСУ ТП информационных функций предусматривает участие людей в операциях по получению и обработке информации. В автоматическом режиме все необходимые процедуры обработки информации реализуются без участия человека.

Составными частями АСУ ТП могут быть отдельные системы автоматического управления и автоматизированные устройства, связанные в единый комплекс. К составу АСУ ТП можно отнести [3]:

- техническое обеспечение;
- программного обеспечения;
- информационного обеспечения;
- организационного обеспечения;
- оперативного персонала.

К техническому и программному обеспечению относят совокупность технических и программных средств соответственно, достаточных для функционирования АСУТП и реализации системой всех ее функций и предполагаемого развития системы.

Информационное обеспечение включает информацию о состоянии технологического комплекса, а также данные и документы, которые необходимы для выполнения функций АСУ ТП.

Совокупность описаний функциональной, технической и организационной структур, инструкций и регламентов для оперативного персонала представляет организационное обеспечение.

К составу оперативного персонала относят технологов или операторов, которые осуществляют контроль работы и управление технического объекта, также к персоналу относят эксплуатационных сотрудников, которые обеспечивают правильность функционирования комплекса технических средств АСУ ТП.

Основной целью внедрения АСУ ТП является повышение экономической эффективности предприятия, достижение которой возможно только при грамотном проведении комплекса работ в области создания интегрированных систем комплексной автоматизации.

Создание АСУ ТП является сложной научно-технической и организационно-экономической задачей, решение которой требует значительных трудовых, материальных и финансовых ресурсов.

1.2 ОАО «ЕВРАЗ Западно-Сибирский металлургический комбинат»

ОАО «ЕВРАЗ Западно-Сибирский металлургический комбинат» - крупнейшая российская компания по производству металлопродукции. Является одним из крупнейших в мире по производству стали [4]. Комбинат экспортирует металл в 30 государств дальнего зарубежья, также реализует продукцию в страны СНГ.

В отдельных случаях здесь функционируют автоматические системы управления (АСУ) конвертеров, АСУ раскисления и легирования, АСУ непрерывной разливки, при этом мастерам и операторам в реальном времени предоставляются данные о ходе процесса, осуществляется визуализация в виде мнемосхем, графиков, отчётов, однако, за человеком остаётся решение о выборе управляющего воздействия. Следовательно, одним из перспективных направлений исследований является внедрение в состав существующих и действующих на предприятии АСУ технологическим процессом (АСУ ТП) диалоговых систем поддержки принятия решений, выбора режимных параметров, анализа качества технологических процессов.

Развитие современного сталеплавильного производства характеризуется выплавкой стали в конвертерах с последующей разливкой на машинах непрерывного литья заготовок (далее МНЛЗ), при этом в состав сталеплавильного цеха входят плавильное отделение, отделение внепечной

обработки и разливочный пролёт. Такая модульная схема построения конвертерных цехов позволяет совмещать процесс выплавки стали в конвертере и почти непрерывной разливкой. При таком построении имеется некоторое сбережение энергоресурсов, однако требует динамичной работы конвертеров, оптимальность грузопотоков и рационального управления со стороны оператора.

Для разливки стали на МНЛЗ, используется плавка в конверторах с верхней продувкой. После получения заданных параметров, таких как температура и содержание углерода, производится выпуск металла в сталеразливочный ковш. На выпуске металла проводят раскисление, науглероживание, легирование с последующей передачей на установку внепечной обработки стали (УВОС), которая может быть представлена одним или несколькими агрегатами (продувочный стенд, печь-ковш, вакуумная установка). На УВОС корректируется химический состав металл, осуществляется усреднение температуры, удаление нежелательных растворённых газов, и модифицирование металла. Затем поверхность металла утепляют теплоизолирующей засыпкой и его передают на МНЛЗ. Ковш устанавливают на подъём и поворачивают его в позицию разлива. После открытия шиберных затворов металл поступает в предварительно разогретые промежуточные ковши и начинается разливка.

В работе исследуются данные кислородно-конвертерного цеха №2 (ККЦ№2) подсистем оперативного планирования выплавки, внепечной обработки и непрерывной разливки на сортовой машине непрерывной разливки углеродистой стали обыкновенного качества (в соответствии с ГОСТ 380-235г) ОАО «ЕВРАЗ Западно-Сибирский металлургический комбинат».

1.3 Способы управления технологическим процессом

Рассмотрим общую схему управления, представленную на рисунке 1

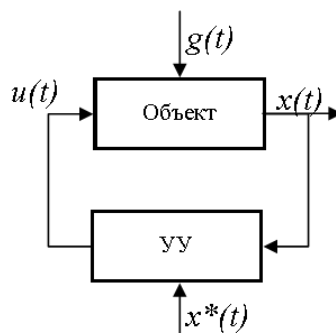


Рисунок 1 - Общая схема управления

Здесь $x^*(t)$ - некоторое задающее воздействие; $x(t)$ - выход объекта; $u^*(t)$ - вход объекта и $g(t)$ - помехи действующие на объект. Главная задача управляющего устройства (УУ) состоит в том, чтобы $x(t)$ наименьшим образом отклонялась от $x^*(t)$ в смысле принятого критерия, определяющего меру этого отклонения.

В задачах анализа систем управления, когда структура управляющего устройства каким-то образом найдена или предложена, могут использоваться пропорциональные, пропорционально-интегральные, пропорционально-интегрально-дифференциальные (далее П, ПИ, ПИД соответственно) законы регулирования. Основная их задача состоит в обеспечении устойчивости замкнутых схем и заданного качества регулирования.

При П-регулировании выходная мощность прямопропорциональна ошибке регулирования. П-регулирование рекомендуется использовать для малоинерционных систем с большим коэффициентом передачи. При настройке П регулятора коэффициент пропорциональности сначала устанавливается максимальным, после того как измеренные значения стабилизируются, коэффициент пропорциональности можно уменьшить. Это делается для того, чтобы уменьшить ошибку регулирования. При появлении колебаний коэффициент снова можно увеличить.

Для управления процессом при использовании П-регулятора применяется следующая формула:

$$U_{s+1} = U_s + \gamma \cdot (x_{s+1}^* - x_s), \quad (1)$$

где γ - коэффициент пропорциональности $\gamma < 1$;

x^* - задающее воздействие;

U - управляющее воздействие;

x - выход объекта.

При ПИ-регулировании управляющее воздействие прямопропорционально интегралу от ошибки. В ПИ-регуляторе отсутствует статическая ошибка, т.е. при возникновении ошибки регулятор будет увеличивать управляющее воздействие, однако, его недостатком является медленная реакция на возмущающие воздействия. Для настройки регулятора следует сначала установить коэффициент пропорциональности максимальным, составляющую времени интегрирования принять равной нулю. Затем следует уменьшать коэффициент пропорциональности, до того как в системе появятся незатухающие колебания. Оптимальное значение коэффициента будет в два раза меньше, того значения при котором возникли колебания.

Формула ПИ-регулятора:

$$U_{s+1} = P + \frac{1}{k} \cdot \sum_{i=1}^s (x_{s+1}^* - x_s), \quad (2)$$

где P - составляющая П-регулятора;

k - интегральный коэффициент, $k > 1$;

U , x^* , x - тоже что и в (1).

В случае ПИД, регулирование ведется по величине скорости изменения регулируемой величины. При этом чем выше значение коэффициента пропорциональности, тем меньше выход объекта(мощность). Чем больше постоянная времени интегрирования, тем медленнее накапливается интегральная составляющая.

Формула расчета выхода объекта при ПИД-регулировании:

$$U_{s+1} = I + k_d \cdot \sum_{i=1}^s \frac{(x_{s+1}^* - x_i)}{\Delta t} \quad (3)$$

где I - составляющая ПИ-регулятора;

k_d - дифференциальный коэффициент, $k_d < 1$;

Δt - составляющая времени;

U , x^* , x - тоже что и в (1).

На практике ПИД-регулятор используется чаще, чем П и ПИ, т.к. он сочетает в себе достоинства всех трех регуляторов. Однако ручная настройка этого регулятора крайне сложна, поэтому обычно используется автонастройка регулятора.

1.4 Моделирование дискретно-непрерывных процессов

С самого начала своего существования человек пытается установить связи происходящих вокруг явлений. Основные познания о природе явлений складывались из наблюдений. Проектирование модели по результатам наблюдений называется формализацией, которая позволяет определить основные связи и признаки объекта. Один и тот же объект может быть формализован через различные функции, следовательно, может быть построено несколько моделей, описывающих один и тот же объект. Со временем появились разнообразные подходы и языки для формализации и построения моделей.

После 50-х годов XX в. роль науки управления возросла, появлялись новые идеи и методы управления, бурное развитие получила вычислительная техника. Все это привело к становлению принципов теории автоматизированного управления, а также в необходимости введения новых

принципов построения моделей и формализации. Разработка принципов проектирования системы управления на основе заданной модели широко применялась в теории автоматизированного управления. Позже выяснилось, что часто модель, которая была применена при проектировании, значительно отличалась от реальной ситуации, что естественно влияло на эффективность и управление разработанной системы. Эти факторы привели в возникновению важного направления в теории управления - идентификация системы. Это направление было основано на результатах наблюдений после функционирования объекта по его входным и выходным переменным. Хотя само понятие «идентификация» появилось не так давно, но уже данное направление достаточно популярно, разработано множество принципов, методов и подходов, которые широко применяются в различных дисциплинах, такие как биология, медицина и аэрокосмонавтика.

Основной задачей идентификации является построение оптимальной модели, на основе наблюдений над входными и выходными переменными. Для решения этой задачи используются вычислительная техника, которая способна построить оптимальную модель объекта, за счет своей вычислительной точности и скорости по сравнению с человеком.

Задачи идентификации в зависимости от априорной информации делят на идентификацию в «узком» и «широком» смысле [19]. Задача идентификации в узком смысле имеет дело с оценкой состояния и параметров системы на основе наблюдений, за счет того, что известна достаточная априорная информация об объекте, его структура и класс модели.

Когда имеем дело с идентификацией в «широком» смысле априорная информация об объекте либо очень скудна, либо отсутствует, поэтому необходимо решать множество задач, которые связаны с определением структуры системы, класса модели, степени воздействия входных и выходных переменных и др. [19].

Основным предметом теории идентификации является построение математической модели динамических систем, используя данные наблюдений за их поведением.

Леннарт Льюинг в книге «Идентификация систем» определяет, что система это некоторый объект, внутри которого происходит взаимодействие между переменными разных типов, а также формируются наблюдаемые (выходные) сигналы [6]. Остальные сигналы или возмущения, могут быть измеряемые или неизмеряемые, т.е. имеют только косвенную оценку воздействия (рисунок 2).

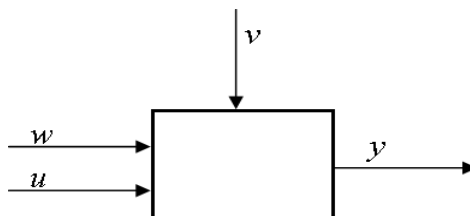


Рисунок 2 - Система с входными данными u и выходными y , помехи w и v , измеряемые и неизмеряемые соответственно

Работая с системой, необходимо сопоставлять описывающие систему переменные, поэтому широко используются модели. Совокупность связей между наблюдаемыми сигналами будем воспринимать как модель.

Существует несколько типов моделей. Графические модели используют описания системы с помощью числовых таблиц и графиков. Хорошо подходят для такого описания линейные системы.

Для сложных систем, связи которых описываются с помощью дифференциальных и разностных уравнений, используют математические модели. Более того, математические модели делятся на классы в зависимости от типа используемых уравнений (например, непрерывные и дискретные по времени, стохастические и детерминированные). Математические модели широко используются в технических дисциплинах и для решения задач имитационного моделирования.

Машинные (или программные) модели представляются в виде программы на ЭВМ. Такая модель описывает поведение сложной системы. Такая модель может быть представлена совокупностью программ или подпрограмм, что в виде математической модели может быть нерешено [6].

Какая бы модель ни использовалась при описании, она все равно будет отличаться от реальной системы. Сравнивая особенности системы и сопоставляя их математической модели, нет гарантий, что это будет ее точное описание.

Существует два способа построить математическую модель. Первый подход называют моделированием. Его суть в том, что система разбивается на подсистемы, свойства которых мы можем легко описать из накопленного опыта. Это означает, что происходит опора на надежные соотношения, основанные на экспериментах. Таким образом моделью всей системы становится формальное объединение таких подсистем. При моделировании не обязательно проводить реальные эксперименты. Процесс моделирования напрямую зависит от поставленной задачи и ее прикладной области

При другом подходе используют экспериментальные данные и регистрация входных и выходных сигналов. Этот способ и называется идентификацией. Проектирование модели в таком случае включает три основные части [6]:

- данные;
- множества моделей-кандидатов;
- правило оценки степени соответствия.

Первый пункт имеет дело с данными наблюдений. Входные и выходные сигналы регистрируются, определяются моменты изменения сигнала, так же учитываются некоторые ограничения, например, имеется ли возможность управлять ходом эксперимента.

Во втором пункте устанавливаются модели-кандидаты, которые подходят по критериям использования. Нахождение такой группы моделей очень трудоемкий и важный процесс. Именно здесь надо учесть вместе априорные

знания и формальные свойства объекта. Иногда множество кандидатов отбирается тщательно путем моделирования, и проектируется модель с физическими параметрами. Также в качестве моделей-кандидатов могут быть выбраны стандартные линейные модели без физических обоснований. Модели, которые не отражают суть процесса и не имеют средств настройки к существующим данным, относят к моделям черного ящика. Модели серого ящика имеют такую настройку данных.

Третья часть собственно и есть идентификация. Отбор на основе наблюдений подходящей модели их кандидатов. Обычно, степень соответствия оценивается в процессе использования из поведения модели.

Процесс идентификации системы имеет следующие логичные действия [6]:

- сбор данных;
- выбор множества кандидатов;
- выбор наиболее подходящей модели.

Не исключено, что выбранная модель окажется не устойчивой или не подходящей, поэтому необходимо вернуться к предыдущим этапам и пересмотреть модели кандидаты (рисунок 3).

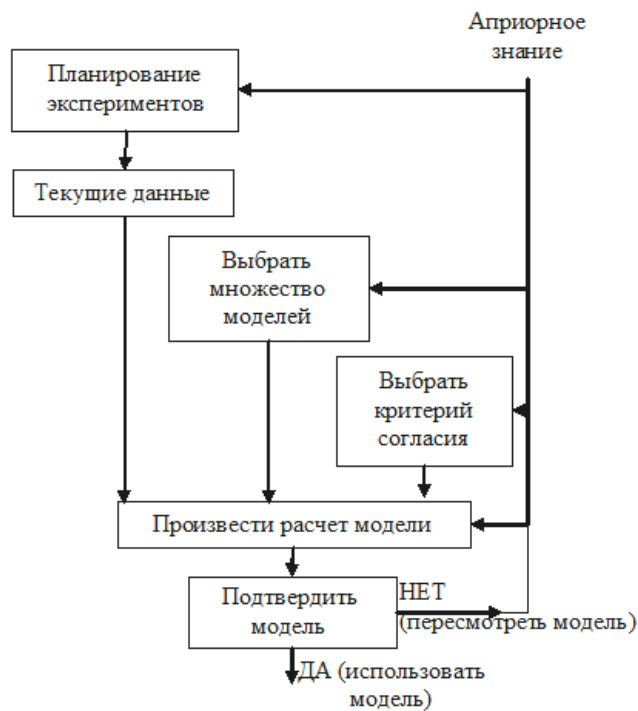


Рисунок 3 - Этапы идентификации системы

Причин, по которым выбранная модель может оказаться неподходящей для конкретных целей, несколько. Возможно, критерий согласия модели выбран не совсем корректно, или данных наблюдений было недостаточно, чтобы выбрать хорошую модель. Так же возможны ошибки в численном методе, которые не позволяют найти модель по выбранному критерию.

1.5 Постановка задачи идентификации дискретно-непрерывных процессов

При идентификации объектов определяется их структура и параметры по наблюдаемым данным - входным и выходным. Для этого применяется настраиваемая модель различной структуры с изменяемыми параметрами. В каждые момент времени t ко входам модели и объекта относят некоторое внешнее воздействие $u(t)$. Также на объект действуют возмущающие его помехи $\xi(t)$. Выходные параметры $x(t)$ зависят от внешнего воздействия (входные параметры) и действующих помех. Совокупность этих параметров

зависит от задач идентификации [16]. Даже для процессов одного и того же типа задачи идентификации и моделирования могут отличаться.

Схемы исследуемого процесса, принятые в теории моделирования и идентификации, можно разделить на несколько типов.

Наиболее общая схема исследуемого процесса с точки зрения теории идентификации и моделирования представлена на рисунке 4. Данную схему можно назвать классической схемой задачи идентификации.

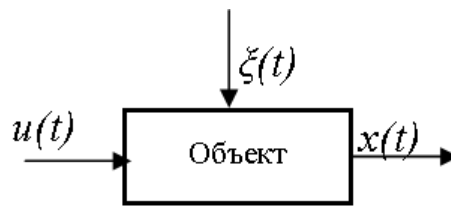


Рисунок 4 - Классическая схема идентификации

В данном случае объект (4) и модель (5) описываются следующими уравнениями:

$$x(t) = F(u(t), \xi(t)), \quad (4)$$

$$\hat{x}(t) = \hat{F}(u(t)), \quad (5)$$

где F и \hat{F} – неизвестные операторы объекта (модели);

$x(t)$ и μ – векторные выходные переменные процесса;

$u(t)$ – векторное управляющее воздействие;

$\xi(t)$ – векторное случайное воздействие или помехи;

t – непрерывное время.

Переменные x, u, μ контролируются через интервал времени Δt , таким образом u_i, μ_i, x_i здесь $i = 1, s$ – выборка измерений переменных процесса, s – объем выборки.

В следующей схеме идентификации входными параметрами являются не только управляющее воздействие, но и некоторые неуправляемые воздействия $\mu(t)$ и $\lambda(t)$.

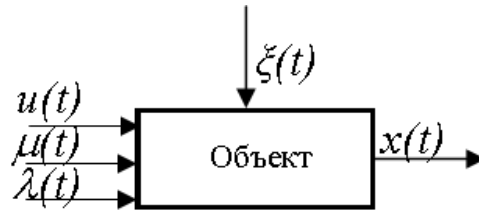


Рисунок 5 - Схема идентификации с неуправляемыми переменными

Для идентификации такого вида уравнение модели (7) и объекта (6) имеют следующий вид:

$$x(t) = F(u(t), \mu(t), \xi(t), \lambda(t)) \quad (6)$$

$$\hat{x}(t) = \hat{F}(u(t), \mu(t), \lambda(t)), \quad (7)$$

где $\mu(t)$ - векторное неуправляемое, но контролируемое входное воздействие;

$\lambda(t)$ - векторное неуправляемое и неконтролируемое входное воздействие.

Естественно, что процесс идентификации и управления в данной постановке (рисунок 5) значительно отличается от идентификации и управления процессами описанными ранее (рисунок 4).

Более общая схема многомерного процесса представлена на рисунке 6. Выходными параметрами объекта являются несколько переменных $x(t)$, $z(t)$ и $q(t)$, которые существенно отличаются друг от друга. Во-первых, контроль этих переменных осуществляется через разные промежутки времени. Переменная $x(t)$ контролируется через интервал времени Δt , $z(t)$ - через больший промежуток времени ΔT , и $q(t)$ - через интервал T , при этом $T \gg \Delta T \gg \Delta t$, а интервалы T , ΔT , Δt - дискретность происходящих изменений.

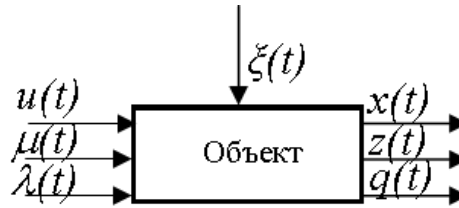


Рисунок 6 - Объект с различной дискретностью контроля переменных

Во-вторых, анализ и контроль выходных переменных $x(t)$, $z(t)$ и $q(t)$ существенно отличается, этим и объясняется различная дискретность измерения. Например, переменная $x(t)$ контролируется с помощью различных датчиков, для контроля переменной $z(t)$ необходим лабораторный анализ, а для переменной $q(t)$ контроль происходит в результате длительного химического анализа или физико-механических испытаний. Это объясняется некоторым запаздыванием в системе измерений выходных параметров $x(t)$, $z(t)$ и $q(t)$, которые описываются следующими уравнениями:

$$x(t) = F(u(t), \mu(t), \xi(t), \lambda(t)), \quad (8)$$

$$z(t) = F(u(t), \mu(t), x(t), \xi(t), \lambda(t)), \quad (9)$$

$$q(t) = F(u(t), \mu(t), x(t), z(t), \xi(t)), \quad (10)$$

где $x(t)$, $z(t)$ и $q(t)$ – векторные выходные переменные процесса.

Выходная переменная процесса $x(t)$ измеряется с запаздыванием τ (чистое запаздывание), которое можно ликвидировать сдвигом в матрице наблюдений. Объект с чистым запаздыванием представлен на рисунке 7.

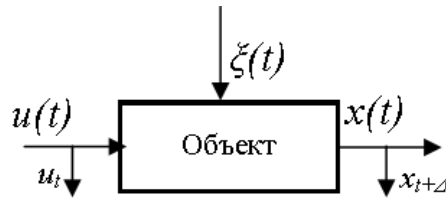


Рисунок 7 - Объект с чистым запаздыванием

Исследуемый процесс кислородно-конвертерной плавки стали является непрерывным процессом, однако входные и выходные переменные процесса контролируются через дискретные промежутки времени. Следовательно, данный процесс относится к классу дискретно-непрерывных процессов.

Наиболее распространенной является динамическая система. Состояние такой системы в данный момент времени t зависит не только от входных переменных, но и от предыдущих состояний системы. Уравнение динамической системы может быть представлена следующим образом:

$$x(t) = A(u(t), x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-k), \xi(t)), \quad (11)$$

где k – общее время работы системы;

A – неизвестный оператор системы.

В случае если состояние системы зависит только от входных переменных, то такая система является статической, или же безынерционной. Уравнение такой системы имеет вид:

$$x(t) = A(u(t), \xi(t)) \quad (12)$$

Имеются случаи, когда динамическая система рассматривается как безынерционная система с запаздыванием. При этом запаздывание τ может намного превышать постоянную времени объекта θ . Т.к. реакция системы на входное воздействие заканчивается через время $(4 \div 5) \theta$, то выражение

$x(t-1), x(t-2), \dots, x(t)$ из (11) известно лишь тогда, когда процесс завершен, и использование его нецелесообразно [1]. В таком случае безынерционная система с запаздыванием описывается следующим уравнением (13) и моделью (14):

$$x(t) = f(u(t-\tau), \xi(t)), \quad (13)$$

$$\hat{x}(t) = f(u(t-\tau)), \quad (14)$$

где τ - запаздывание системы.

1.6 Априорная и текущая информация. Идентификация в «узком» и «широком» смыслах

При моделировании и идентификации объектов различной природы имеются некоторые начальные сведения об объекте. Эти сведения, а именно совокупность информации об ограничениях и критериях оптимальности, понимают как априорную или начальную информацию. Эта информация включает в себя требования к процессу, его уравнения и параметры, а также некоторые воздействия.

Априорная информация является исходной при решении задачи идентификации. Такая информация появляется в результате экспериментального или теоретического исследования. Но получить полную априорную информацию вряд ли возможно. Ведь это будет означать абсолютно точное знание. Кроме того необходимо учитывать различные помехи, а это значит, что реально дана неполная априорная информация. Существуют различные степени неполноты априорной информации. Так данной информации нам может быть достаточно или недостаточно для решения или

формулировки критерия оптимальности. Степень полноты априорной информации существенно влияет на постановку проблемы оптимальности [15].

Текущая информация является результатом наблюдения над процессом или результатом эксперимента, в каждый момент времени такая информация обновляется. Текущая информации важна тем, что она способствует восполнить недостаток априорной информации и может быть использована для ее накопления.

Априорная информация помогает нам сформулировать проблему, а текущая - ее решить [15].

От уровня априорной информации зависят методы решения задачи. Выделяют следующие уровни априорной информации [9]:

- байесов уровень априорной информации;
- уровень параметрической неопределенности;
- уровень непараметрической неопределенности.

При байесовом уровне информация об объекте может быть как полной, так и неполной. В первом случае, точно задана модель объекта, его статические характеристики и возможные помехи. Во втором, эти данные заданы с точностью до набора параметров.

При уровне параметрической неопределенности с точностью до параметров задана структура модели, но неизвестны законы распределения помех и измерений.

Когда имеем дело с уровнем непараметрической неопределенности, неизвестны ни структура модели, ни законы распределения помех и измерений. Заданы некоторые качественные характеристики объекта и имеется некоторая выборка переменных объекта статически независимых наблюдений [9].

Как упоминалось ранее, в зависимости от степени априорной информации задачи идентификации разделяют в «узком» и в «широком» смысле.

Наиболее развитой в настоящее время является теория идентификации в «узком» смысле, а это методы параметрической идентификации.

Идентификации в «широком» смысле в этом плане уделялось меньше внимания из-за трудности решения таких задач (непараметрическая идентификация). Следствием этого является большой опыт в решении задач при идентификации в «узком» смысле, и скудное количество методов решения задач при идентификации в «широком» смысле. При непараметрической идентификации объем априорной информации очень мал или полностью отсутствует. Поэтому, чтобы идентифицировать объект, приходится решать множество дополнительных задач. Необходимо выбрать структуру объекта, определить класс модели, оценить влияние входных и выходных переменных и др. [19].

Итак, на данный момент, при моделировании различных процессов теория идентификации в «узком» смысле является более развитой. Она состоит в том, что первым этапом определяется параметрический класс операторов A^α , на основе существующей априорной информации.

$$\tilde{x}_\alpha(t) = A^\alpha(u, \quad (15)$$

где A^α – параметрическая структура модели;

α – вектор параметров.

Вторым этапом является оценка параметра α на основе выборки $\{x_i, u_i, i = 1, \dots, s\}$, где s – объем выборки. К методам параметрической идентификации относятся методы стохастических аппроксимации, различные рекуррентные процедуры, метод наименьших квадратов (МНК) и др.

При идентификации в «широком» смысле отсутствует этап выбора параметрического класса операторов, т.к. класс оператора нужно определить из сведений качественного характера. Поэтому на основе выборки $\{x_i, u_i, i = 1, \dots, s\}$ происходит оценка этого оператора:

$$\tilde{x}_s(t) = A_s(u(t), \quad (16)$$

где $\vec{x}_s = (x_1, x_2, \dots)$, $\vec{u}_s = (u_1, u_2, \dots)$ - временные векторы. Оценить оператор A_s можно с помощью различных непараметрических процедур, в частности, с помощью непараметрической оценки функции регрессии по наблюдениям [11].

Достаточно часто исследователь вынужден работать в условиях малой априорной информации и помех, что соответствует уровню непараметрической неопределенности. Исходя из этого, следует заметить, что идентификация в «широком» смысле более соответствует реальным задачам, чем идентификация в «узком» смысле.

1.7 Параметрические методы. Метод наименьших квадратов

При параметрической идентификации основная задача состоит в определении структуры и параметров системы по наблюдениям [17]. По наблюдаемым входным воздействиям и выходным величинам объекта подбираются параметры настраиваемой модели, которые обеспечивают экстремум некоторого критерия, описывающего качество идентификации. При этом предполагается, что структура исследуемого объекта известна с точностью до параметров.

Большое количество литературы [17, 19 и др.] посвящено тому, как настроить параметры выбранной параметрической структуры модели исследуемого объекта, а про этап выбора структуры объекта информации наблюдается другая тенденция. Хотя при параметрическом подходе именно выбор математического описания объекта определяет результат решения задачи идентификации.

К параметрическим методам относится метод наименьших квадратов (МНК). Это один из наиболее распространенных и простых методов оценки

параметров. Данный метод основан на принципе минимизации суммы квадратов отклонений некоторой функций от искомым значений (17) и (18).

$$F(\alpha, \beta) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (\hat{x}_i - \quad) \quad (17)$$

$$F(\alpha, \beta) \xrightarrow{\alpha, \beta} \min, \quad (18)$$

где x_i - известные значения исходной функции;

- значения модели функции;

s - объем выборки;

α и β искомые коэффициенты модели функции.

Затем находятся частные переменные по коэффициентам α и β и приравниваются к нулю. Полученная система решается любым удобным способом. Например, методом Крамера, Гаусса или подстановки. МНК используется для аппроксимации значений некоторой функции, также для оценки неизвестных параметров по выборочным данным.

1.8 Непараметрические методы идентификации

Ранее упоминалось, что методы параметрической идентификации требуют большое количество априорной информации, которая используется для определения структуры объекта исследования. Однако вследствие того что, количество априорной информации может быть недостаточно, структуру объекта нельзя определить с требуемой точностью. Значение структуры очень важно. Ее выбор может влиять на результат оценивания принятой схемы [19]. В условиях скудной априорной информации целесообразно использовать непараметрическую идентификацию [18].

При использовании методов непараметрической идентификации информация о параметрической структуре объекта не требуется. Однако в этом случае требуется решить большое количество дополнительных задач, такие как выбор структуры системы, определение класса модели, оценка степени линейности и стационарности объекта, определение действующих переменных и др. [19].

При построении модели в условиях непараметрической неопределенности [7]. используется непараметрическая оценка кривой регрессии, которая в многомерном случае будет иметь вид [14]:

$$x_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \cdot \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{u^j - u_i^j}{C_s}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{u^j - u_i^j}{C_s}\right)}, \quad (19)$$

где $\Phi(\cdot)$ - ядерная колокообразная функция;

$u=(u_1, u_2, \dots, u_m)$ – m -мерный вектор входных воздействий объекта;

C_s - коэффициент размытости ядра.

Для расчета каждого значения x_s используются только несколько ближайших точек к x_s , т.е. те точки, которые попали в ядро, когда оно не принимала нулевое значение.

Выделяют множество видов ядер, например, треугольное (20), параболическое (21) и кубическое (22).

$$\Phi_T(\cdot) = \begin{cases} 1 - \left| \frac{u - u_i}{C_s} \right|, & \left| \frac{u - u_i}{C_s} \right| \leq 1 \\ 0, & 1 < \left| \frac{u - u_i}{C_s} \right| \end{cases}, \quad (20)$$

$$\Phi_{\Pi}(\cdot) = \begin{cases} 0,75 \cdot \left(1 - \left(\frac{u - u_i}{C_s}\right)^2\right), & \left|\frac{u - u_i}{C_s}\right| \leq 1 \\ 0, & 0,1 < \left|\frac{u - u_i}{C_s}\right| \end{cases}, \quad (21)$$

$$\Phi_K(\cdot) = \begin{cases} \left(1 + 2 \cdot \left|\frac{u - u_i}{C_s}\right|\right) \left(1 - \left|\frac{u - u_i}{C_s}\right|\right)^2, & \left|\frac{u - u_i}{C_s}\right| \leq 1 \\ 0, & 0,1 < \left|\frac{u - u_i}{C_s}\right| \end{cases} \quad (22)$$

Графики этих ядер, нормализованные на 1, изображены на рисунке 8.

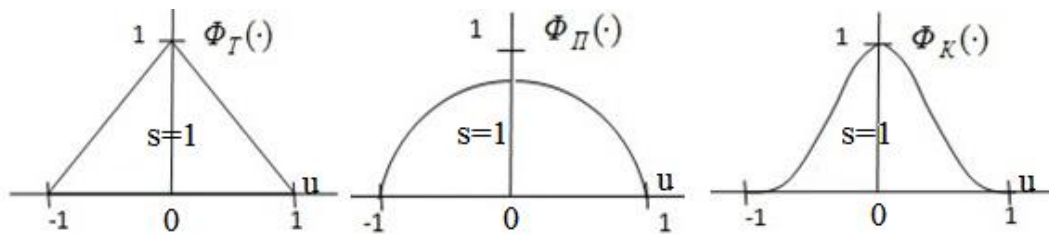


Рисунок 8 - Виды ядерных функций

Для коэффициента размытости C_s выполняются два условия: $\lim_{s \rightarrow \infty} C_s$ и $\lim_{s \rightarrow \infty} sC_s$, при этом C_s стремится к нулю, точно так же как и sC_s стремиться к бесконечности.

Рассмотренные виды ядер являются усеченными. Применение усеченных ядер на практике более целесообразно, т.к. это значительно сокращает объемы вычисления и затраченное на это время.

Различные виды ядер и их графики, представлены на рисунке 9.

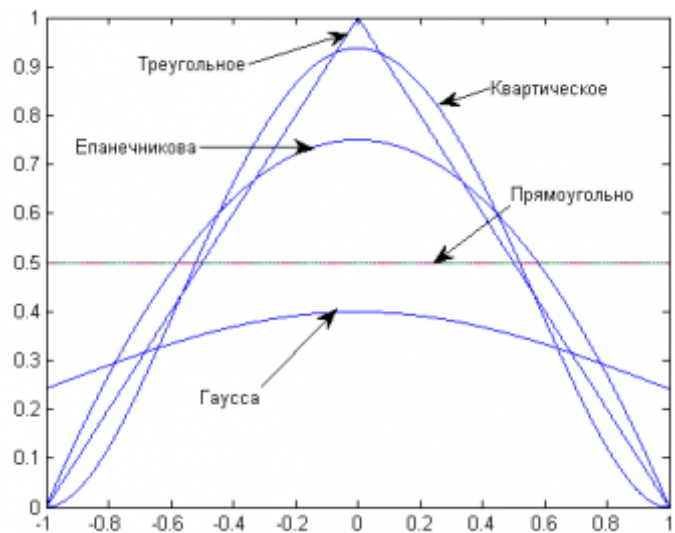


Рисунок 9 - Примеры различных функций ядра

К неусеченным ядрам можно отнести Гауссово ядро, также представленное на рисунке 9. Это ядро требует гораздо больше вычислений, т.к. используются все точки выборки.

Выводы

В первой главе работы описаны методы идентификации и управления дискретно-непрерывными процессами. Показаны достоинства и недостатки каждого метода, выдвинуты предположения о наиболее эффективных из них.

ГЛАВА 2 Численные исследования. Непараметрический алгоритм дуального управления

2.1 Численные исследования методов параметрической идентификации

В эксперименте исследуемый объект описывался некоторой функциональной зависимостью, которая была задана нами. Модель объекта в некоторых случаях была подобрана безошибочно (поскольку уравнение объекта нам известно априорно, в рамках вычислительного эксперимента). В других случаях, в уравнение объекта нами были допущены преднамеренные ошибки. Для оценки параметров использовался метод наименьших квадратов. Точность полученной модели оценивалась по формуле:

$$W = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s |x_i - \hat{x}_i|, \quad (23)$$

где x - значения исходной функции;

- значения модели.

Рассмотрим результаты исследования изменения ошибки от правильно подобранной модели функции, проведенные расчеты представлены в таблице 1. В таблице используются следующие обозначения: $x=f(u)$ - исходная функция; $\hat{x}=f(u)$ - модель; α, β, γ - неизвестные искомые коэффициенты модели; a, b, c - известные коэффициенты функции; u_i - переменные функции и модели для многомерного случая и u - одномерного случая.

Таблица 1 - Изменение значения ошибки W

Исходная функция $x=f(u)$	Модель функции $=f(u)$	Ошибка W		
		Объем выборки 50	Объем выборки 500	Объем выборки 1500
$x=au+b$	$=au+\beta$	0	0	0
$x=au_1+bu_2+cu_3$	$=au_1+\beta u_2+\gamma u_3$	0	0	0
$x=au_1+bu_2+cu_3$	$=au_1+\beta u_2-\gamma u_3$	$4,86 \cdot 10^{-15}$	$4,65 \cdot 10^{-15}$	$4,74 \cdot 10^{-15}$
$x=au_1+bu_2+\cos u_3$	$=au_1+\beta u_2-\gamma u_3$	0,3206	0,3513	0,3125
$x=a+bu_2+\cos u_3$	$=au_1+\beta u_2-\gamma u_3$	0,4268	0,4328	0,4293

Из результатов измерений можно сделать вывод, что объем выборки и сложность исходной функции не влияют на точность восстановления коэффициентов. Весомое значение оказывает только точность подобранной модели исходной функции $=f(u)$. Если модель близка к исходной функции, то коэффициенты восстанавливаются особо точно. Также из данных таблицы 1, на которой показано изменение относительной ошибки W_0 , можно заметить, что ошибка возрастает только с изменением модели функции и не зависит от объема выборки s . Кроме того малейшие изменения в модели функции значительно влияют на точность восстановления коэффициентов, например, несовпадение знаков перед неизвестными, дает полностью противоположный результат в расчетах. На рисунке 10 наглядно представлено, как отличаются исходные данные функции $=au_1+bu_2-u_3$ и восстановленные модели $x=a+bu_2+u_3$, ошибка $W=0,326$.

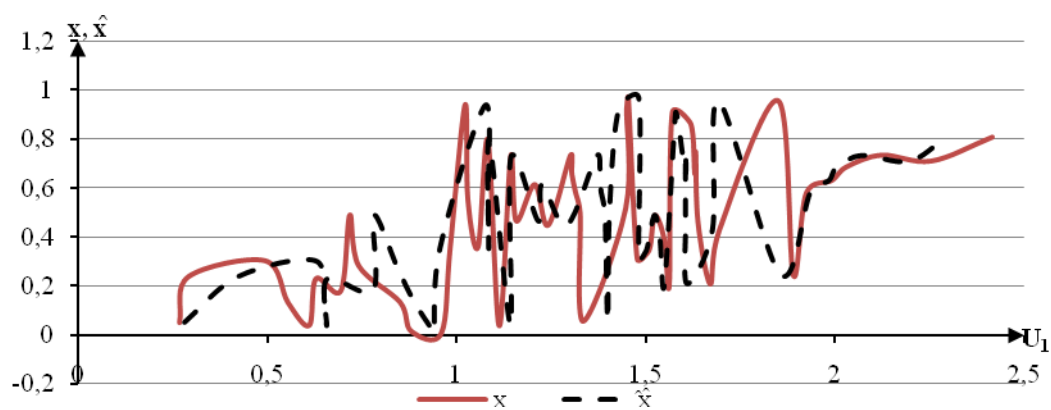


Рисунок 10 - Отличие исходных данные функции $x=a +bu_2+u_3$ и восстановленных данных модели $=au_1+bu_2-u_3$

На практике очень сложно точно подобрать модель функции, описывающей поведение исследуемого объекта, особенно когда нам не известен вид исходной функции, количество параметров и другие условия. Следовательно, применять непараметрические методы и алгоритмы на производстве актуально.

2.2 Численные исследования методов непараметрической идентификации

Как было сказано ранее, одним из методов непараметрической идентификации является непараметрическая оценка функции регрессии по наблюдениям (19). Точность работы данной оценки зависит от коэффициента размытости ядра C_s . Рассмотрим результаты исследования зависимости коэффициента размытости ядра C_s от объема выборки s . В качестве объекта исследования была выбрана функция вида:

$$x=sinu_1+u_2+u_3 \quad (24)$$

Фрагмент данной функции представлен на рисунке 11.

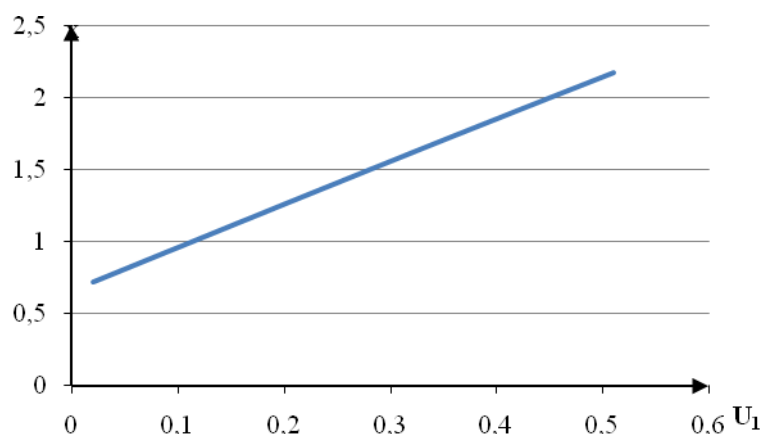


Рисунок 11 - График зависимости u_1 от x

Результаты эксперимента представлены в таблице 2. Ошибка W засчитывалась по формуле (23).

Таблица 2 - Расчеты для функции $x = \sin u_1 + u_2 + u_3$

S	Без ошибки		С ошибкой 5%		С ошибкой 10%	
	C_s	W	C_s	W	C_s	W
50	0,4	0,077051	0,4	0,08071	0,4	0,099523
100	0,3	0,058785	0,3	0,05806	0,4	0,082167
200	0,2	0,047797	0,2	0,04621	0,3	0,059588
300	0,2	0,037539	0,2	0,04235	0,3	0,056281
400	0,2	0,033854	0,2	0,03889	0,3	0,056191
500	0,2	0,030470	0,2	0,03745	0,3	0,058263
600	0,2	0,030793	0,2	0,03672	0,2	0,055199
700	0,2	0,028017	0,2	0,03430	0,3	0,051897
800	0,2	0,026139	0,2	0,03435	0,3	0,049655
900	0,2	0,026550	0,2	0,03357	0,3	0,053772
1000	0,2	0,025943	0,2	0,03314	0,3	0,052183
1100	0,2	0,025834	0,2	0,03311	0,3	0,053284
1200	0,2	0,025581	0,2	0,03216	0,3	0,050471
1300	0,1	0,022821	0,2	0,03193	0,3	0,052151
1400	0,1	0,022668	0,2	0,03166	0,3	0,051373
1500	0,1	0,025172	0,2	0,03238	0,3	0,051538

Результаты показали, что при увеличении объема выборки s , коэффициент C_s и относительная ошибка W стремятся к нулю, чего и следовало ожидать. Такая же тенденция наблюдается, когда в измерения добавляются помехи 5% и 10%. Однако, добавление помехи влияет на измерение значений C_s и W . С

ростом выборки их значения стремятся к нулю с меньшей скоростью, а ошибка W принимает значения больше, чем расчеты без помехи.

Аналогичную закономерность показывают результаты расчетов для функции (рисунок 12):

$$x = \sin u_1 + \cos u_2 + u_3 \quad (25)$$

Данная функция обладает большей степенью нелинейности, чем (24).

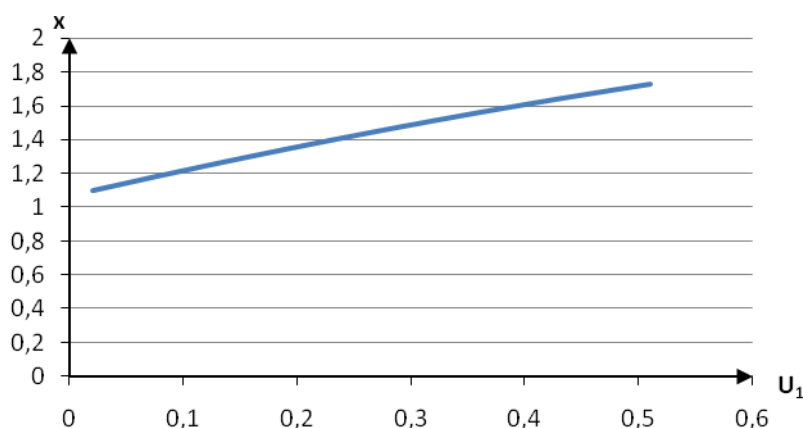


Рисунок 12 - График зависимости u_1 от x

Однако, значения относительной ошибки для этой функции меньше, чем для функции (24). Результаты эксперимента представлены в таблице 3.

Таблица 3 - Расчеты для функции $x = \sin u_1 + \cos u_2 + u_3$

S	Без ошибки		С ошибкой 5%		С ошибкой 10%	
	C_s	W	C_s	W	C_s	W
50	0,4	0,05904	0,4	0,06004	0,5	0,066424
100	0,3	0,04240	0,3	0,04246	0,4	0,052572
200	0,2	0,03483	0,3	0,03624	0,4	0,053749
300	0,2	0,02632	0,3	0,03399	0,3	0,053945
400	0,2	0,02640	0,3	0,03174	0,3	0,047534
500	0,2	0,02181	0,2	0,03101	0,4	0,046277
600	0,2	0,02177	0,2	0,03017	0,3	0,047155
700	0,2	0,02170	0,2	0,02769	0,3	0,050638

S	Без ошибки		С ошибкой 5%		С ошибкой 10%	
	C _s	W	C _s	W	C _s	W
800	0,2	0,01962	0,2	0,02927	0,4	0,045118
900	0,2	0,01954	0,2	0,02940	0,4	0,047466
1000	0,2	0,01892	0,2	0,02798	0,4	0,043649
1100	0,2	0,01825	0,2	0,02817	0,4	0,044234
1200	0,2	0,01771	0,2	0,02747	0,4	0,044200
1300	0,2	0,01824	0,2	0,02698	0,4	0,046025
1400	0,2	0,01801	0,2	0,02616	0,4	0,044405
1500	0,1	0,01452	0,2	0,02751	0,4	0,043490

При ошибки в 10% коэффициент C_s приближается к нулю достаточно медленно, однако при объеме выборке s=5000 коэффициент C_s =0,2 и ошибка W=0,016.

Расчеты для функции линейной

$$x=u_1+u_2+u_3 \quad (26)$$

и нелинейной

$$x= u_1 \cdot u_2 \cdot u_3 \quad (27)$$

представленные в таблице 4, показывают аналогичную зависимость C_s и объема выборки s.

Таблица 4 - Расчеты для функции $x=u_1 \cdot u_2 \cdot u_3$ и $x=u_1+u_2+u_3$

S	$x=u_1 \cdot u_2 \cdot u_3$		$x=u_1+u_2+u_3$	
	C _s	W	C _s	W
50	0,4	0,189081	0,4	0,094479
100	0,3	0,157599	0,3	0,060313
200	0,2	0,121719	0,2	0,047173
300	0,2	0,101899	0,2	0,042585
400	0,2	0,097497	0,2	0,035778
500	0,2	0,074458	0,2	0,032023
600	0,2	0,088183	0,2	0,031774
700	0,2	0,082630	0,2	0,029885

800	0,2	0,080314	0,2	0,027748
900	0,2	0,075678	0,2	0,028003
1000	0,2	0,075240	0,2	0,027522
1100	0,2	0,076950	0,2	0,026421
1200	0,2	0,065520	0,1	0,024007
1300	0,2	0,071157	0,2	0,025621
1400	0,1	0,061235	0,1	0,023082
1500	0,1	0,062196	0,1	0,021526

Из данных рисунка 13, на котором представлена зависимость относительной ошибки W и объема выборки s при различных функциях, наглядно показано как изменяется ошибка с увеличением s .

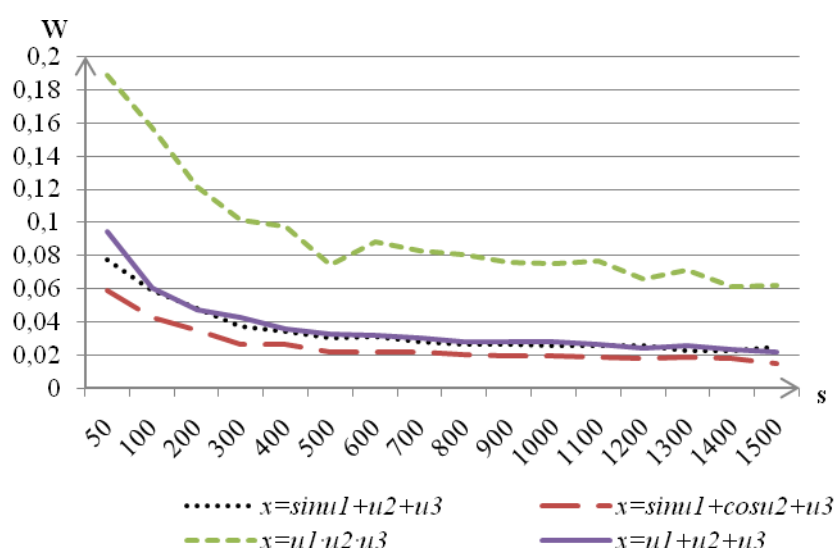


Рисунок 13 - График зависимости W от s

Также можно заметить, что при использовании нелинейной функции $x=u_1 \cdot u_2 \cdot u_3$, ошибка имеет более высокие значения, чем при использовании других функций, даже при высоких значениях объема выборки.

2.3 Дуальное управление в условиях непараметрической неопределенности

Когда предстоит иметь дело с непараметрической неопределенностью целесообразно использовать методы непараметрической идентификации.

Идеальная схема управления в таком случае имеет вид, представленном на рисунке 14.

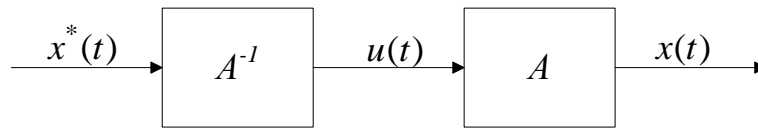


Рисунок 14 - Схема идеального управления

На схеме A - линейный оператор процесса, A^{-1} - обратный оператору A . При этом $A^{-1}A=I$ - единичный оператор. Из этого идеальный регулятор может представлен в виде[10]:

$$x(t) = A^{-1}A(x(t) = x^*(t)) = x^*(t) \quad (28)$$

Используя (28), можно получить идеальное управление, выбирая требуемое значение $x^*(t)$. Однако, на практике в большинстве случаев такая схема управления нереализуема, и оператор A обычно не известен. Рассмотрим другую схему управления, которая приближена к идеальной - схема дуального непараметрического управления (рисунок 15).

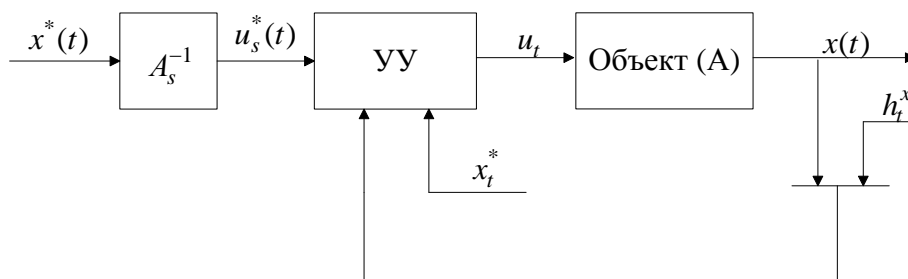


Рисунок 15 – Схема непараметрического дуального управления

На рисунке УУ - некоторое управляющее устройство, h - помехи действующие на выход x , - непараметрическая оценка обратного оператора A^{-1} .

При этом непараметрический алгоритм дуального управления имеет вид:

$$U_{s+1} = U_{s+1}^* + \Delta U_{s+1}, \quad (29)$$

где U_{s+1}^* - оценка оператора A^{-1} по выборке объема s ;

ΔU_s - поисковой шаг.

Дуализм алгоритма состоит в том, что алгоритм имеет две составляющие: некоторую информацию об объекте U^* и поиск ΔU .

В одномерном случае непараметрическая оценка U^* рассчитывается по формуле:

$$U_s^* = \frac{\sum_{i=1}^s U_i \Phi\left(\frac{x_{s+1}^* - x_i}{C_s}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{x_{s+1}^* - x_i}{C_s}\right)}, \quad (30)$$

где $\Phi(\cdot)$ - ядерная колокообразная функция;

C_s - коэффициент размытости ядра.

Ядерная функция может иметь треугольное ядро, которое принимает вид (20). Коэффициент размытости ядра настраивается по следующей формуле:

$$C_s = \alpha \cdot |x_{s+1}^* - x'|, \quad (31)$$

где коэффициент $\alpha > 1$;

x' - ближайшее число к x_{s+1}^* из полученной выборки s' .

Поисковый шаг определяется следующим образом:

$$\Delta U_{s+1} = U_s + \gamma \cdot (x_{s+1}^* - x_s), \quad (32)$$

где коэффициент $\gamma > 1$.

В многомерном случае оценка \hat{x} принимает вид (19).

Обратим внимание на то, что вид уравнения объекта при этом не задан, а известно лишь, что характеристика объекта взаимно однозначна. В этом и заключается дуализм и активное накопление информации устройством управления.

2.4 Численные исследования работы классических регуляторов. Дуальный алгоритм

Ранее упоминалось, что одним из способов управления технологическим процессом являются традиционные регуляторы, такие как П, ПИ, ПИД заданные формулами (1),(2) и (3) соответственно. Точность из работы зависит от выбранных коэффициентов γ , k , k_d и Δt . Их относят к параметрическим методам управления технологическим процессом, непараметрическим методом является дуальный алгоритм управления (29). Рассмотрим работу П-, ПИ- и ПИД-регулятора и дуального непараметрического алгоритма.

Сравним методы на примере простой функции $x=2u$, объем выборки s равен 200. Задающее воздействие принимает вид «ступеньки», рисунок 16.

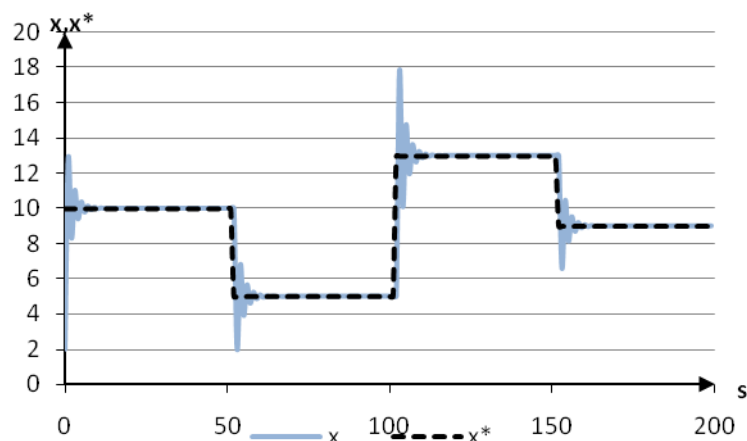


Рисунок 16 - Работа пропорционального регулятора

Из рисунка видно, как изменение задающего воздействия влияет на точность управления. При этом регуляторы П, ПИ и ПИД ведут себя схоже, а ошибки восстановления W соответственно равны 0,287; 0,290; 0,315 (при $\gamma = 0,8$; $k = 2000$; $k_d = 0.01$; $\Delta t = 1$).

Работа дуального алгоритма представлена на рисунке 17. Ошибка восстановления равна $W=0,192$ при $\alpha=1,01$ и $\gamma=0,2$.

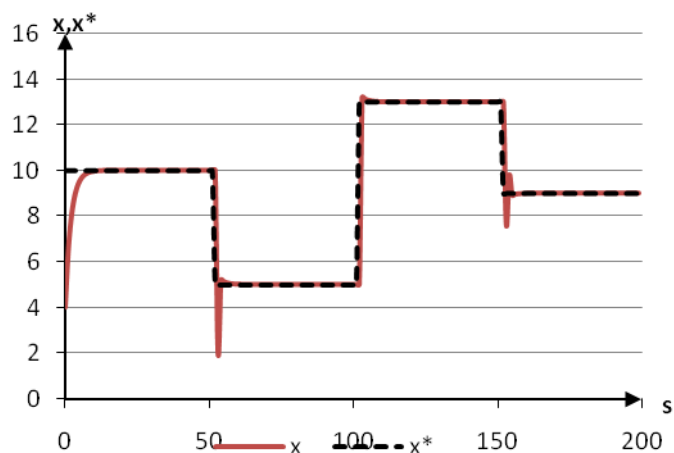


Рисунок 17 - Работа непараметрического дуально алгоритма

Можно заметить, что на простой функции и с равномерно изменяемым задающим воздействием П-, ПИ- и ПИД-регуляторы и дуальный алгоритм ведут себя почти одинаково.

Выполним анализ для функции вида:

$$x = \sin(0.1 \cdot U) + 10 \quad (33)$$

Для такой функции П, ПИ, ПИД регуляторы работают хуже, чем для первой функции (рисунок 18). Однако, также разница в П, ПИ и ПИД не сильно заметна. Ошибки восстановления W соответственно равны 0,507; 0,508; 0,54 (при $\gamma = 0,8$; $k = 2000$; $k_d = 0.01$; $\Delta t = 1$).

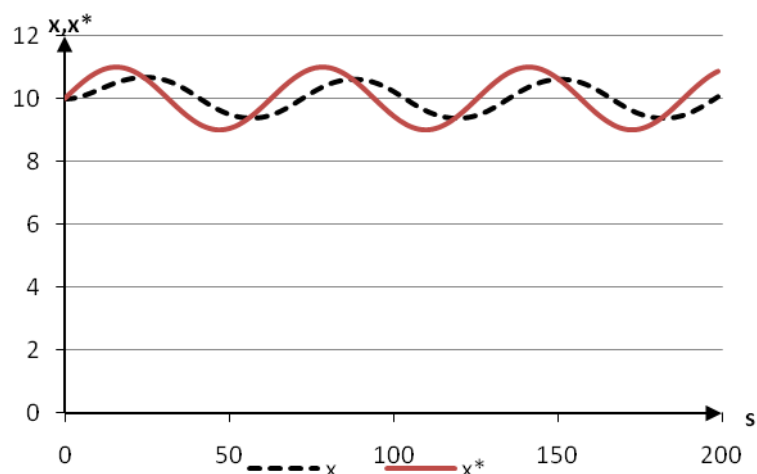


Рисунок 18 - Работа пропорционального регулятора для функции $x = \sin(0.1 \cdot U) + 10$

Для функции вида (33) работа дуального непараметрического алгоритма более точная, чем работа традиционных регуляторов, это можно заметить на рисунке 19. Ошибка восстановления равна $W=0,354$, при $\alpha=1,01$ и $\gamma=0,2$.

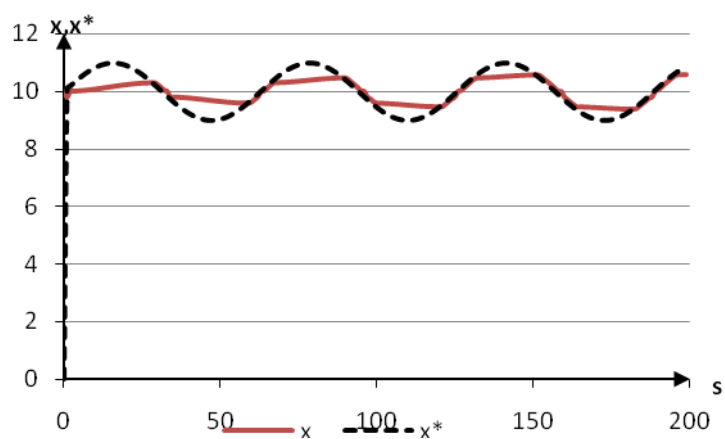


Рисунок 19 - Работа дуального алгоритма для функции $x = \sin(0.1 \cdot U) + 10$

Заметим, если увеличить объем выборки ($s=400$), то алгоритм полностью подстроится (рисунок 20).

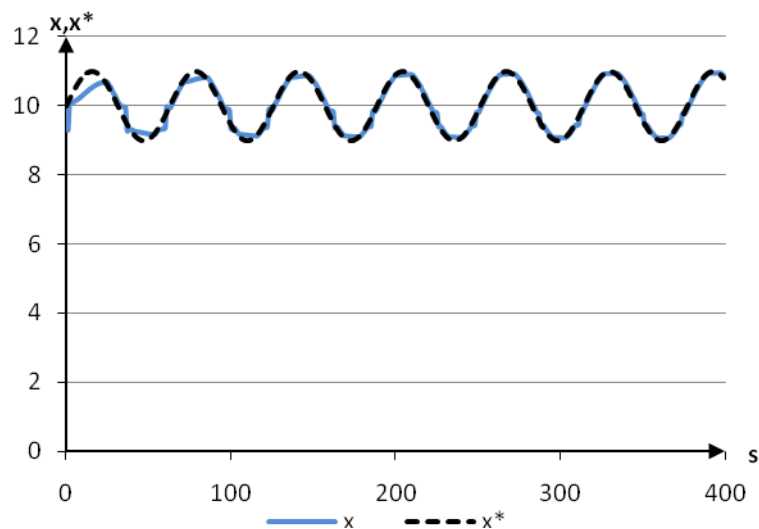


Рисунок 20 - Работа дуального алгоритма для функции $x = \sin(0.1 \cdot U) + 10$ для выборки объема $s=400$

Однако, увеличение объема выборки ($s=1000$) при обучении П, ПИ и ПИД не повлияло на результат, алгоритм полностью так и не обучился (рисунок 21).

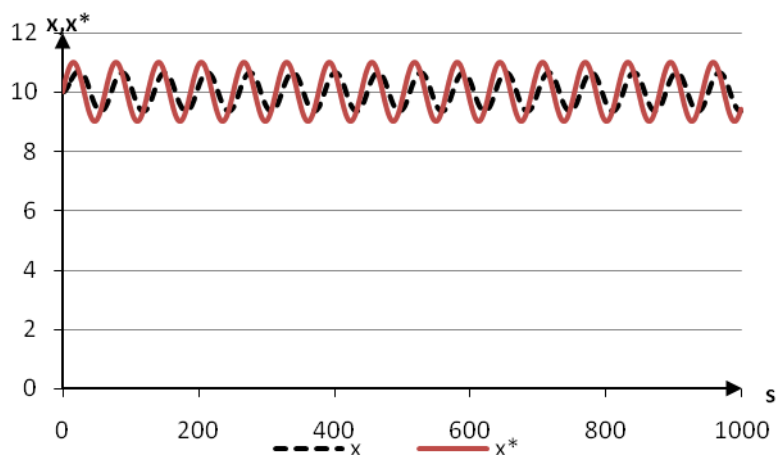


Рисунок 21 - Работа пропорционального регулятора для функции $x = \sin(0.1 \cdot U) + 10$ для выборки объема $s=1000$

Посмотрим, как изменятся ошибки восстановления при добавлении резких колебаний, после того как алгоритмы обучится.

П-регулятор представлен на рисунке 22. Ошибки W для П, ПИ, ПИД соответственно равны 0,547; 0,547; 0,563 (при $\gamma = 0, 8$; $k = 2000$; $k_d = 0.01$; $\Delta t = 1$).

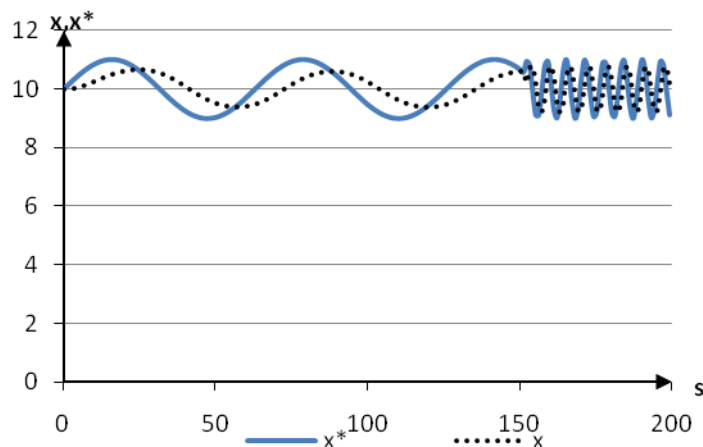


Рисунок 22 - Работа пропорционального регулятора с добавлением колебаний

ПИД-регулятор почти не подстроился под колебания, это можно заметить из рисунка 23. Ранее упоминалось, что настройка ПИД-регулятора вручную очень сложна, возможно автонастройка решила бы данную проблему подбором более эффективных коэффициентов.

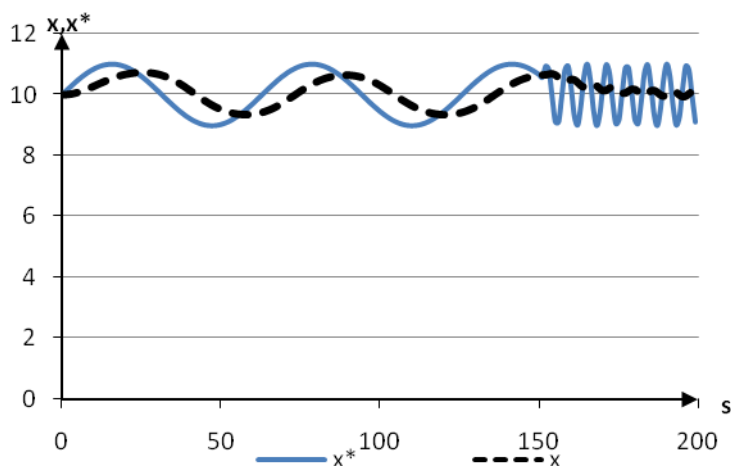


Рисунок 23 - Работа пропорционально-интегрально-дифференциального регулятора с добавлением колебаний

Поведение непараметрического дуального алгоритма представлено на рисунке 24. В сравнении с П-, ПИ-, ПИД-регуляторами дуальный алгоритм имеет ошибку меньше, она равна $W=0,479$ при $\alpha=1,01$ и $\gamma=0,2$.

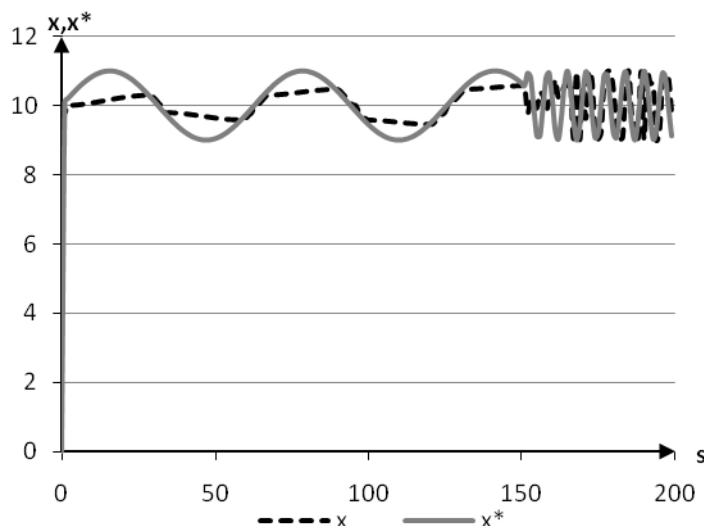


Рисунок 24 - Работа дуального алгоритма с добавлением колебаний

На более простых функциях работа дуального алгоритма и регуляторов одинаково эффективна, поэтому в таких случаях для простоты возможно применение П-, ПИ-, ПИД-регуляторов. Однако, даже в этих случаях можно заметить, что ошибка обучения дуального непараметрического алгоритма ниже. Если же функция сложна, не задана, или присутствуют какие-то колебания, целесообразно применять в таких случаях непараметрический дуальный алгоритм.

Выводы

Во второй главе особое внимание уделено вычислительным экспериментам. Показано, что правильный выбор параметрической структуры значительно влияет на точность полученной модели. Проведены эксперименты, позволяющие сравнить работу традиционных законов регулирования с работой

непараметрического дуального управления. На многих примерах непараметрический дуальный алгоритм оказался более эффективным.

ГЛАВА 3 Процесс кислородно-конвертерной плавки стали.

Численные исследования

3.1 Исследуемый процесс

В настоящее время на долю черной металлургии приходится 95% производимой продукции металлов не только в России, но и в мире. Важными сплавами являются сплавы с углеродом. Подобные сплавы отличаются высокой прочностью. Уникальные сплавы железа и углерода представляют чугун и сталь.

Производство железа в чистом виде является дорогостоящим и сложным процессом. Более того, железо в чистом виде менее прочно, чем его сплавы. В чистом виде железо используют только для специальных целей, а вот в быту и народном хозяйстве чаще всего используются сталь и чугун. Широко распространено их применение в горной промышленности, в сельском хозяйстве, машиностроении.

Основным отличием чугуна от стали является количество содержания углерода. При производстве стали доля углерода не должна превышать 2%, а при получении чугуна, наоборот, должна быть больше 2%. Помимо этого, сплавы содержат разные примеси, которые определяют разновидности чугуна и стали.

Выплавка чугуна производится в огромных доменных печах, которая изготовлена из огнестойких кирпичей и достигает 30 метров высоты.

Доменная печь функционирует по следующему принципу. Сначала, доменную печь заполняют сначала коксом - топливо доменной печи, затем послойно агломератором и коксом (рисунок 25). Агломерат – руда, которая определенным образом подготовлена и смешана со флюсом. Температура необходимая для плавки поддерживается вдуванием в горн воздуха или кислорода через специальное отверстие – фурмы.

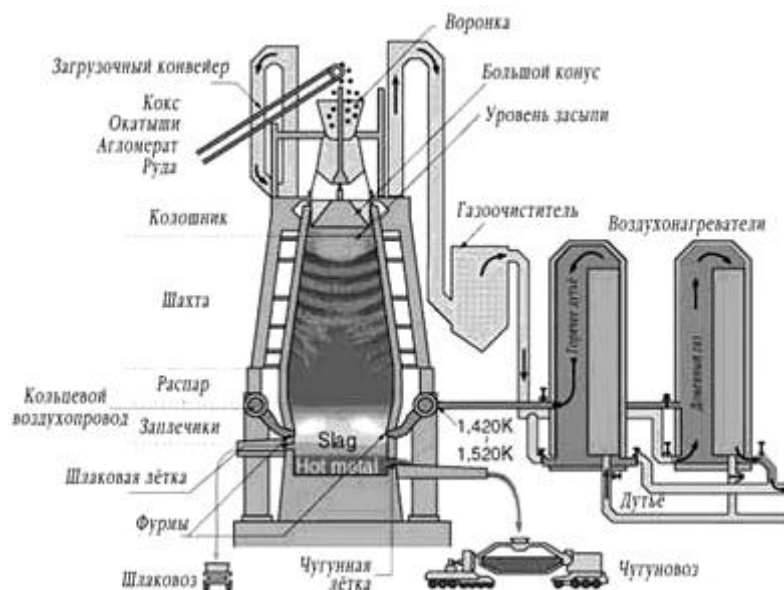


Рисунок 25 - Схема доменной печи

При восстановлении руды железо получается в твердом состоянии и температура его плавления выше, имеющейся в доменной печи (1535°). Однако, после того как содержание углерода в железе повышается, температура его плавления понижается, и оно постепенно опускается в более горячую часть печи - распар - и растворяет в себе углерод. Таким образом, образуется чугун, который затем плавится и опускается в нижнюю часть горна.

Кроме чугуна, при плавке в доменной печи образуется шлаки. Они получаются из не восстановившихся оксидов элементов (MgO , CaO и др.). При этом, некоторые из них, например, CaO добавляют специально к руде, чтобы получить жидкий шлак [2].

Наличие жидкого шлака в печи используется для того, чтобы вывести из печи составы пустой породы руды. Еще одним важным свойством шлаков, является десульфурация – процесс, способствующий выведению серы из чугуна. Также шлаки собираются на поверхности чугуна, предохраняя его от окисления.

Шлакообразование это сложный процесс. Основными его стадиями являются: нагрев, размягчение и плавление части исходной смеси

железосодержащей руды, которая затем стекает в горн, в виде первичного шлака. Затем к нему добавляется золы кокса, и в горне происходит формирование окончательного состава шлака.

Объем и состав шлака оказывает значительное влияние как на саму плавку, так и показатели процесса. Так как, шлаки это прежде всего пустая порода руд, количество шлака определяется уровнем обогащения железной руды. Чем выше степень обогащения руды, тем ниже количество шлаков в чугуна. Чаще всего стараются работать с меньшим количеством шлака, это дает некоторые преимущества: уменьшаются затраты на прогрев, экономится топливо, и увеличивается производительность доменной печи.

Доменная печь функционирует без перерыва. После того как верхние слои руды и кокса опускаются, в печь добавляются их новые порции. Работа печи продолжается несколько лет, пока она не потребует капитального ремонта.

Для того чтобы получить из чугуна сталь надо уменьшить количество углерода, серы и фосфора. Сталь можно получить с помощью мартеновских печей, кислородных конверторов и электропечей. Нередко от способа производства стали зависят некоторые особенности качества стали.

Кислородно-конверторное производство стали имеет ряд преимуществ относительно остальных способов выплавки стали [2]. К ним относятся:

- высокая производительность одной единицы работающего агрегата;
- низкие затраты на сооружение конвертора, его переделу, т.е. стоимость топлива, оборудования и др.;
- удобство автоматизации производства стали;
- производство хорошо сочетается с непрерывной разливкой;
- лучшие условия труда.

Современное производство стали характеризуется выплавкой в конвертерах с использованием машин непрерывного литья заготовок. Жидкая сталь непрерывно заливается в водоохлаждаемую форму. Такой способ выплавки стали используется в конвертерах с верхней продувкой.

При кислородно-конверторном производстве стали с верхней продувкой плавка включает следующие периоды [2]. Сначала происходит загрузка лома, его количество составляет 25-27% от массы шихты. Затем происходит заливка чугуна при температуре от 1300 до 1450°С. После того как залили чугун, конвертер поворачивают в рабочее положение, сверху вводят приспособления для вдувания газа – фурму, и подают кислород, т.е. началась продувка. Схема кислородного конвертера с верхней продувкой представлена на рисунке 26.

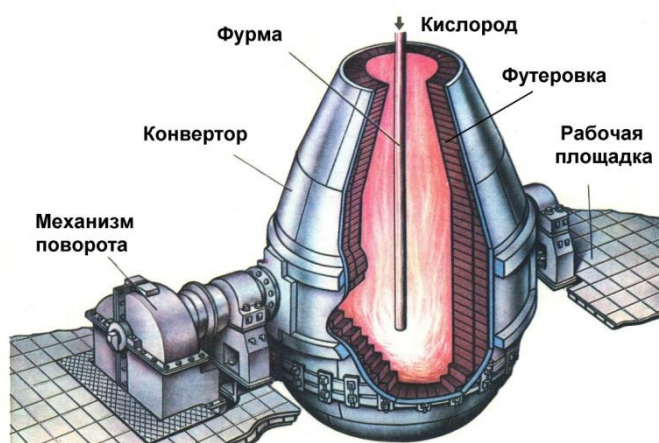


Рисунок 26 - Схема кислородного конвертера с верхней продувкой

С началом продувки добавляются порции шлакообразующих и железной руды. Остальную часть сыпучих материалов подают в конвертер в процессе продувки одной или несколькими порциями, чаще всего в течение первой трети времени от всей продувки.

Продувка осуществляется до получения требуемого уровня углерода в стали и длится примерно 12-20 минут в зависимости от объема конвертера. Подача кислорода в конвертер весьма интенсивна и составляет около 3-6 кубометров на тонну в минуту. Весь процесс плавки в конвертерах на 100-350 тонн длится примерно 40-50 минут со всеми операциями повалки и раскисления.

Продувка заканчивается, когда углерод будет окислен до нужного содержания марки стали. После окончания продувки происходит повалка

конвертера, отбор проб, проверка температуры. После чего берут анализа пробы на соответствие заданных параметров марки. Если по результатам замеров все данные соответствуют заданным, плавку выпускают.

Если же имеет место несоответствие проб: неподходящая температура, высокое содержание углерода, серы и ли фосфора, то производят корректировку. В зависимости от того, какой параметр необходимо корректировать, применяют додувку плавки разной продолжительностью и с различным положениями фурмы.

После окончания корректировки проводят экспресс-анализ, после чего происходит слив металла с конвертера, т.е. плавку выпускают.

Операции корректировки являются причиной простоя конвертера и поэтому они нежелательны. Очень важно при окончании плавки получить заданный уровень кислорода и температуры стали. Поэтому очень важно выбрать правильный режим продувки металла, и подсчет количества охладителей.

При управлении конвертерной плавкой необходимо получить сталь требуемой марки по содержанию углерода. Для этого необходимо правильно рассчитать время продувки. Даже незначительное превышение времени продувки может привести к образованию другой марки стали, из-за выгорания углерода. Зависимость выгорания углерода от времени и температуры носит нелинейный характер.

Процесс кислородно-конвертерной плавки стали происходит без затрат на топливо, за счет продувки жидкого чугуна кислородом. Этот процесс быстротечен, поэтому оператор, который управляет процессом, должен быстро и рационально принимать решения по выплавке и корректировки стали.

Кислородно-конвертерный процесс плавки относится к динамическому процессу. Измерения его параметров происходит в начале процесса плавки и после его завершения. Во время плавки стали контролируются только некоторые переменные, такие как температура и состав конвертерных газов. Для упрощения исследования процесса кислородно-конвертерной плавки и

сложности контроля параметров процесса во время работы конвертера, данный процесс будет рассматриваться как безынерционный процесс с запаздыванием.

Главной целью процесса плавки является получение требуемой марки стали с определенным составом и температурой. Чтобы добиться этой цели необходимо иметь модель расчета основных параметров плавки. Модели конвертерной плавки бывают статистическими, детерминированными и эвристическими [5].

Эвристические модели строятся с помощью нейронных сетей, нечеткой логики и логических правил. При настройке таких моделей требуется длительное время, что для процесса плавки весьма нежелательно. Этот фактор ограничивает применение таких моделей в металлургии.

Для статистического управления используют статистические модели. Для того чтобы данный вид моделей успешно применялся в условиях плавки, необходима стабильная работа конвертера.

Детерминированные модели строятся с использованием фундаментальных законов сохранения энергии и массы. При термодинамических моделях плавки результатом является выбор уравнения состояния и расчет равновесия процесса.

В настоящее время продолжается составление оптимальной модели для управления кислородно-конвертерной плавки с точки зрения вычислительной сложности данного процесса.

При плавке стали происходят сложные взаимодействия и связи. На сам процесс влияет множество факторов, например, на окисление примесей влияют возмущение и управление во время продувки. Работу детерминированной модели плавки усложняют колебания примесей, количество лома, разрушения футеровки и др. Следовательно, одним из решений может быть непараметрическая стохастическая аппроксимация некоторых связей «вход-выход» [5].

Рассмотрим процесс кислородно-конвертерной плавки с точки зрения теории идентификации. На рисунке 27 представлена общая схема исследуемого процесса.

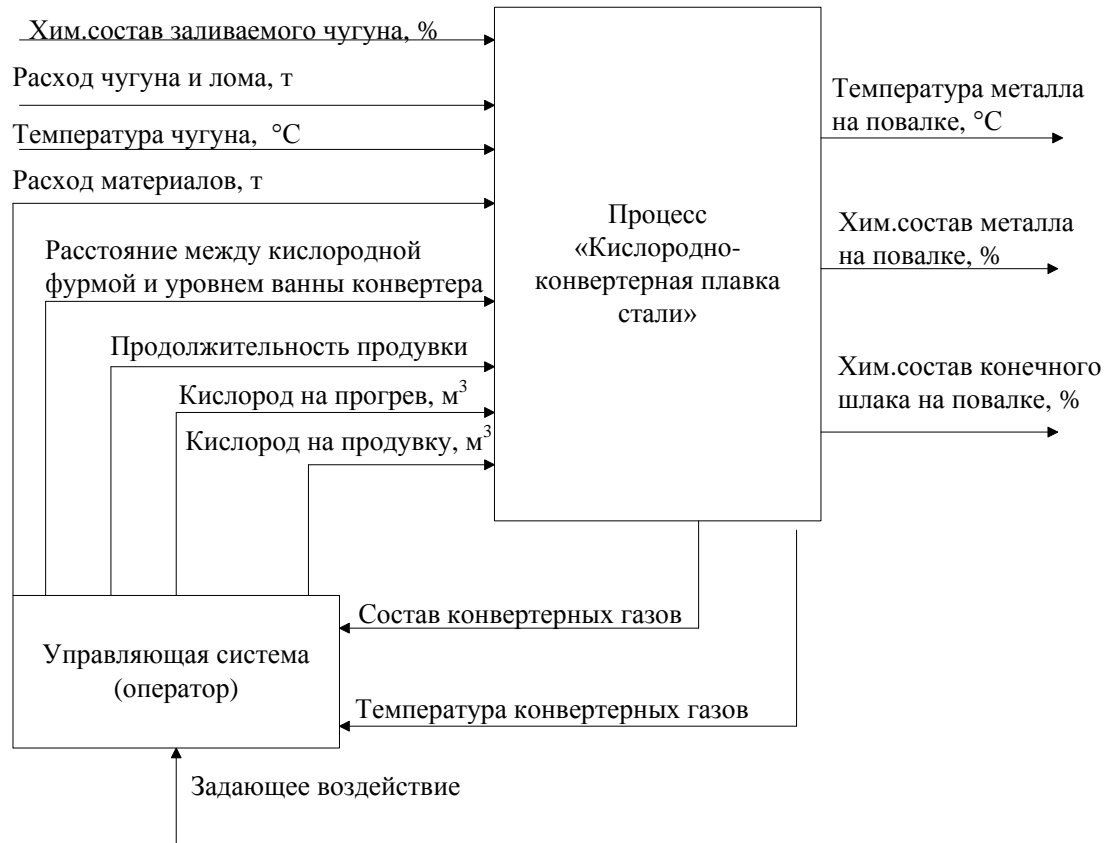


Рисунок 27 - Схема идентификации процесса кислородно-конвертерной плавки стали

Схема состоит из двух блоков: блок конвертора и блок управляющей системы. Представим схему процесса с точки зрения управления (рисунок 28).



Рисунок 28 - Процесс кислородно-конвертерной плавки с точки зрения теории управления

Контролируемы входные переменные, поступающие на конвертор, по возможности управления ими в ходе процесса плавки можно разделить на управляемы и неуправляемые. При кислородно-конвертерной плавке к контролируемым управляемым переменным относятся:

- расход кислорода на продувку, м³ (u_1);
- расход кислорода на прогрев, м³ (u_2);
- расход материалов, т. (u_3 – известь, u_4 – электродный бой, u_5 – флюс ФОМИ, u_6 – ФМ-1, u_7 – агломерат офлюсованный, u_8 – уголь ССО);
- продолжительность продувки, мин., (u_9);
- расстояние между кислородной фурмой и уровнем ванны конвертора (u_{10}).
- Переменные, которые неуправляемы в ходе процесса $\mu(t)$; плавки:
- расход чугуна, т., (μ_1);
- химический состав заливаемого чугуна, (%) (μ_2 – кремний, μ_3 – магний, μ_4 – сера, μ_5 – фосфор);
- температура чугуна, С° (μ_6);
- расход лома, т., (μ_7).

К помехам $\xi(t)$, действующим на процесс плавки относятся факторы, которые сложно формализовать. Например, состояние частей агрегата, угар, присадки и др.

Выходные переменные $x(t)$ кислородно-конвертерного процесса плавки описывают качество полученного материала. К выходным переменным относят:

- химический состав металла на повалке, % (x_1);
- температура металла на повалке, $^{\circ}\text{C}$ (x_2);
- химический состав конечного шлака на повалке, % (x_3).

Также выделяют дополнительные переменные $\omega(t)$, которые характеризуют ход процесса. Это состав ω_1 и температура ω_2 конвертерных газов.

Выводы

В данной главе особое внимание уделено процессу кислородно-конвертерной плавки стали. Исследован процесс выплавки стали в кислородных конвертерах с точки зрения теории управления. Определены входные и выходные переменные процесса. Произведен анализ реальных данных процесса, который показал слабую линейную зависимость между переменными процесса, также показано, что ошибка прогнозирования достаточно велика. Проведены вычислительные эксперименты, которые показали, что непараметрический дуальный алгоритм применим к процессу кислородно-конвертерной плавки стали.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассмотрены задачи идентификации и управления дискретно-непрерывными процессами в условиях параметрической и непараметрической неопределенности. Описаны методы идентификации и управления данными процессами. Показано, что идентификация и управление с помощью непараметрических методов более эффективны и точны, чем параметрические в условиях малой априорной информации.

Проведен ряд вычислительных экспериментов, которые показали, что правильный выбор параметрической структуры значительно влияет на точность полученной модели. Проведены эксперименты, позволяющие сравнить работу традиционных законов регулирования с работой непараметрического дуального управления. Результаты экспериментов показали, что в большинстве случаев непараметрический дуальный алгоритм оказался более эффективным.

Был исследован процесс кислородно-конвертерной плавки стали. Построены непараметрические модели. Проведен линейный и нелинейный анализ реальных данных кислородно-конвертерной плавки стали. Установлено, что между переменными процесса очень слабая линейная зависимость, а прогнозирование переменных достаточно не точно.

Проведена проверка применимости непараметрического дуального алгоритма к процессу кислородно-конвертерной плавки стали. В проведенных вычислительных экспериментах показана эффективность применения данного алгоритма управления к исследуемому процессу.

Поставленная цель достигнута, задачи выполнены. Результаты работы могут быть полезны при разработке автоматизированных систем управления технологическими процессами, в частности процесса кислородно-конвертерной плавки стали.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Воронов, А.А. Основы теории автоматического регулирования и управления: Учеб.пособие для вузов / А.А. Воронов. - Москва: «Высшая школа», 1977. - 519 с.
2. Воскобойников, В.Г. Общая металлургия: учебник для вузов. / В.Г. Воскобойников, В.А. Кудрин, А.М. Якушев. - Москва: ИКЦ «Академкнига», 2005. - 768 с.
3. Втюрин, В.А. Автоматизированные системы управления технологическими процессами. Учебное пособие. / В.А. Втюрин. - Санкт-Петербург, 2006.
4. ЕвразХолдинг [сайт] - Режим доступа: <http://www.evraz.com/ru>.
5. Желдак, Т.А. Подходы к построению интеллектуальной системы, управляющей кислородным конвертером / Т.А. Желдак, Д.А. Воловенко // Научный вестник НГУ. - Днепропетровск, 2011. – №5. – С. 133-136.
6. Льюнг, Л. Идентификация систем / Л. Льюнг. – Москва: Наука, 1991. – 423 с.
7. Медведев, А.В. Адаптация в условиях непараметрической неопределенности / А.В. Медведев // Адаптивные системы и их приложения. – Новосибирск: Наука, 1978. – С. 4-34.
8. Медведев, А.В. Непараметрические системы адаптации / А.В. Медведев. – Новосибирск: Наука, 1983. – 174с.
9. Медведев, А.В. О непараметрическом моделировании многосвязных процессов / А.В. Медведев, Д.А. Игнатьев, Д.В. Сергеев, А.И. Шестернев // Вестник Сибирского государственного университета. – Красноярск: Наука, 2008. – С. 69-72.
10. Медведев, А.В. Теория непараметрических систем. Управление – II / А.В. Медведев // Вестник Сибирского государственного университета имени академика М.Ф. Решетнева. - Красноярск: Наука, 2013. – №3. – С.85-90.

11. Надарая, Э.А. Непараметрическое оценивание плотности вероятностей и кривой регрессии / Э.А. Надарая. – Тбилиси: Издательство Тбилисского университета, 1983.
12. СТО 4.2–07–2014 Система менеджмента качества. Общие требования к построению, изложению и оформлению документов учебной деятельности. – Введ. 30.12.2013. – Красноярск: СФУ, 2014. – 60 с.
13. Фельдбаум, А.А. Основы теории оптимальных автоматических систем / А.А.Фельдбаум.- Москва: Физматгиз, 1963г. - 552с.
14. Хардле, В. Прикладная непараметрическая регрессия / В. Хардле. – Москва: Мир, 1993. – 349 с.
15. Цыпкин, Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах / Я.З. Цыпкин. - Москва:Наука, 1968. - 400с.
16. Цыпкин, Я.З. Информационная теория идентификации / Я.З. Цыпкин. - Москва: Наука. Физматлит, 1995. - 336 с.
17. Шуленин, В.П. Математическая статистика. Часть 1. Параметрическая статистика: учебник / В.П. Шуленин – Томск: Изд-во НТЛ, 2012. – 540 с.
18. Шуленин, В.П. Математическая статистика. Часть 2. Непараметрическая статистика: учебник / В.П. Шуленин – Томск: Изд-во НТЛ, 2012. – 388 с.
19. Эйкхофф, П. Основы идентификации систем управления. / П. Эйкхофф. -Москва: Мир, 1975. - 681 с.

